

# 遺伝的アルゴリズムを用いた帰納的学習による 言語と行動の自動対応付け手法

福井裕隆<sup>†</sup> 荒木健治<sup>††</sup> 栃内香次<sup>†††</sup>

近年、ロボットの研究・開発が数多く行われている。今後、ロボットの普及のためには、人間がロボットに命令し、ロボットがその命令に応じた行動を的確に行うメカニズムが必須である。実世界においては、すべての状況や言語的知識をあらかじめ与えることは困難である。本研究では遺伝的アルゴリズムを適用した帰納的学習を用い、言語と行動を自動的に対応付ける能力をロボットに付与することでこの問題の解決を試みた。我々が作成したシステムは自然言語による命令と行動の関係を学習する。我々は、このシステムに5人の被験者による合計5,000例の入力を与えるシミュレーション実験を行った。また、その実験で得た規則を用いて実機による評価実験を行った。シミュレーション実験では、音声認識を用いた入力文を用いた。正しく認識された入力文は52.2%であり、誤認識を含んだままの入力文を学習に用いた。その結果、言語的知識を持たない状態からの学習により、正解率は約80.0%に達した。さらに、被験者ごとの誤認識の傾向が異なっても学習は同様の傾向を示した。また、実機を用いた実験においても80.0~90.0%と高い精度を得た。本論文では本手法の概要と実験結果の詳細について述べる。

## The Method of Acquisition of Corresponding Relation between Language and Act Using Inductive Learning with Genetic Algorithm

HIROTAKE FUKUI,<sup>†</sup> KENJI ARAKI<sup>††</sup> and KOJI TOCHINAI<sup>†††</sup>

Recently, development and research of a robot advances. In the future, it is necessary that a human being gives a robot the order and the robot acts corresponding to the order for the popularisation of the robot. In the real world, it is impossible that a developer gives a robot all linguistic knowledge and all conditions in advance. This research tries to solve this problem by giving capability of acquisition of corresponding relation between language and act to the robot using Inductive Learning with Genetic Algorithm. The system based on our proposed method learns the corresponding relations between a sentence and its behavior. We have total 5,000 order examples of 5 subjects as a simulation experiment and an evaluation experiment using a real robot. We used commands by speech-recognition system. The correct recognition rate is 52.2%. The accuracy rate of the simulation experiment is about 80.0%. The experimental results did not include act of different direction each subject in the learning direction. The accuracy rate of evaluation experiment using a real robot was high as 80.0-90.0%. In this paper, we describe outline of our method and results of experiment in detail.

### 1. はじめに

近年, ASIMO<sup>1)</sup> に代表されるヒューマノイドロボッ

トや, AIBO<sup>2)</sup> のようなペットロボットなどロボットの技術は大きく進歩し, ハードウェアとしては研究用, 娯楽用として製品化されるまでになっており, 今後よりいっそう身近なものになると考えられる。ロボットに関する研究としては大きく分けてタスク指向とインタラクション指向がある。タスク指向のロボットは, 人間により決められたタスクを正確に行うロボットであり, 工場などで単純な作業や細かい作業などを人間に代わって行っており, 現在多くのロボットが使用されている。一方, インタラクション指向のロボットはオープンな環境で人間と協調しつつ動作を行うロボットであり, これまでも喜怒哀楽といった表情を用い

<sup>†</sup> 北海道大学大学院工学研究科  
Graduate School of Engineering, Hokkaido University

<sup>††</sup> 北海道大学大学院情報科学研究科  
Graduate School of Information Science and Technology, Hokkaido University

<sup>†††</sup> 北海学園大学経営学部  
Faculty of Business Administration, Hokkai-Gakuen University  
現在, 松下電器産業株式会社  
Presently with Matsushita Electric Industrial Co., Ltd.

るロボット<sup>3)</sup>、腕や視線などを用いるロボット<sup>4)</sup>、また身振りや握手、簡単な会話を用いるロボット<sup>5)</sup>が人間に与える印象を調査<sup>6)</sup>したものが存在する。本研究では、人間の命令に従うロボットという観点で研究を進めており、これはタスク指向とインタラクション指向の中間にあたるものと考えられる。

人間の命令に従うためにはロボットが自然言語を理解し行動する必要があり、コンピュータ内に作られた人工的な世界については数多くの研究が行われてきた<sup>7)-9)</sup>。また、実空間においても研究<sup>10),11)</sup>が行われている。実空間で自然言語による指示でロボットを動作させることを想定した場合、解析的手法<sup>9)</sup>では一般的に、人間の音声による命令を「音声認識 形態素解析 構文解析 意味解析 行動生成」と多段階に処理を行う。設計者が想定した命令が正しく認識され、必要な知識がすべて設計者により与えられている場合、ロボットは正確に動作する。しかし、実環境での使用には設計者が想定できない様々な命令・状況が存在すると考えられ、それらに対処するためには未知の事象から動作ルールを自動的に獲得する能力が必須である。また、多段階の処理を行うため、各処理段階での精度が高くても、最終的な精度が下がるという問題点が存在する。さらに音声認識による誤認識を含む命令文や、使用者に特有の言い回しなど解析不能な命令文も存在すると考えられる。特に音声認識による誤認識に関しては、認識率 100%の音声認識は存在しない。実際、3.3 節で我々が用いた 5,000 発話において、1 つの命令文が完全に正しく認識される確率は 52.2%であった。また、出現する誤認識は個人により異なり、さらにロボットに命令を与える人間にとって使いやすいとされている話し言葉に対応<sup>12)</sup> する必要がある。このため、設計者が誤認識を含めた出現する単語・文法すべてを想定し、知識をあらかじめ与える必要がある。しかし、これは困難である。音声認識の誤認識や未知語の問題を解決しロボットに指示を行う研究<sup>13)</sup>も存在する。この手法では誤認識結果や未知語を確率モデルを用いて推定し、対話からあらかじめ設定された登録語と結び付けることで解決している。また、知識である物体のモデルも対話により更新される。しかし、あらかじめ文法や登録語などの知識の設定が必要である。よって、多くの登録語を用意する必要があり、設定コストが大きくなる。また、結び付けるべき登録語や、解析可能な文法が与えられていない場合には対処不可能であり、実空間で動作するには不十分である。

これらの問題に対し、我々はこれまで帰納的学習を

適用した研究<sup>14)</sup>を行ってきた。本研究では、あらかじめ語彙の知識を与えることなく学習が可能であり、品詞情報を用いず単語を記号と見なして処理を行うため、誤認識結果に一定の傾向があれば学習が可能である。また、本研究では少ない入力回数でより多くのルールを獲得するために、遺伝的アルゴリズムを用いた帰納的学習〔Inductive Learning with Genetic Algorithm (GA-IL)〕を適用している。GA-IL はすでに機械翻訳<sup>15)</sup>、および音声対話処理<sup>16)</sup>に適用され、その有効性が確認されている。今回は被験者 5 人が音声認識を用いて入力した合計 5,000 例の命令をシミュレーション実験により学習し行動の出力結果を評価する。また、これにより本手法が異なる傾向の誤認識に対応可能であることを示す。さらに、シミュレーション実験が実空間に即したものであることを確認するために、学習の結果得られたルールを用いて実機を用いた実験を行い、本手法の評価を行った。

## 2. システムの概要

図 1 にシステムの概要図を示す。

処理の手順は以下のとおりである。

- (1) 命令を音声認識により入力。
- (2) 命令が対象とする物の位置を取得し、獲得済みのルールを GA-IL (2.1 節)を用いて適用 (2.3 節)。
- (3) 導き出した行動を出力し、人手により評価を行う誤っている場合は正解行動プリミティブ列を与える。
- (4) 評価をもとにフィードバックを行う (2.4 節)。

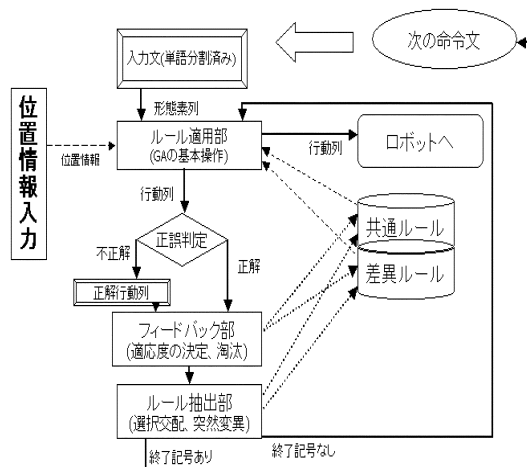


図 1 システム概要

Fig. 1 System's outline.

表 1 行動プリミティブ列の例  
Table 1 Example of primitive acts.

行動プリミティブ列	実際の行動
1 1 1 3 13	3 歩前進 + 左 45 度回転 + 左足前キック
1 1 4 9	2 歩前進 + 右 45 度回転 + 前ヘディング
2 2 6	2 歩後退 + 伏せ

表 2 行動プリミティブ一覧  
Table 2 List of primitive act.

数字	行動プリミティブ	使用有無	数字	行動プリミティブ	使用有無
0	なにもしない	有	13	左前キック	有
1	前進	有	14	右前キック	有
2	後退	有	15	右キック	
3	左回転	有	16	カメラを上	
4	右回転	有	17	カメラを下	
5	行動停止		18	カメラを左	
6	うつぶせ	有	19	カメラを右	
7	座る	有	20	カメラを元に戻す	
8	立つ		21	復帰	
9	前ヘディング	有	22	スピード速い	
10	左ヘディング		23	スピード普通	
11	右ヘディング		24	スピード遅い	
12	左キック				

(5) 現在の入力と正解行動プリミティブ列を過去のものと比較し，GA-IL を用いてルールを獲得する (2.2 節)。

入力は人手により与えられた命令文と，その命令文が指示する対象物の位置とする。命令文は茶釜<sup>17)</sup>により単語分割を行う。位置は AIBO のカメラから得られた画像を 5 × 5 の 25 分割したいずれかの区画，もしくはカメラの視界内に対象物が存在しない場合の 26 通りを位置記号とし，AIBO から見た対象物の相対的な位置を使用している。出力は数字で表現された行動プリミティブの列である。システムが正解を出力できなかった場合に人手により与えられる正解行動プリミティブ列から GA-IL により入力に適した行動を導くように学習を行う。なお，表 1 に行動プリミティブ列の例を表 2 に今回用意した行動プリミティブの一覧を示す。表 2 中の使用有無とは 3.1 節において被験者が実際に使用したものである。これらの行動プリミティブは 3.4 節で使用した AIBO Navigator<sup>2)</sup> に合わせた形で設定したものであり，ロボットまたは操作ソフトごとに設定が必要ではあるが，数の制限はない。

2.1 遺伝的アルゴリズムの適用

本手法では，我々がすでに機械翻訳，および音声対話処理に GA-IL を適用し手法<sup>15),16)</sup>をもとに GA を適用している。これらの手法では GA-IL の効果が確認されており，本研究でも有効であると考えられる。ただし，世代の概念は用いず，ルール獲得形式も変更を行っている。GA-IL の適用により，少ない用例でも

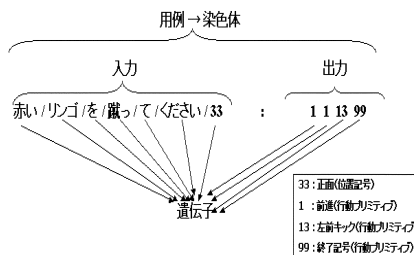


図 2 染色体と遺伝子  
Fig. 2 A chromosome and genes.

効率的な学習を目指している。図 2 に示すように，入力と出力の対を用例と呼び，染色体と見なしている。また，入力中の単語と命令が指す対象物の位置を示す記号，出力中の行動プリミティブを遺伝子と見なして GA の操作を行う。このとき位置記号は入力の末尾にあるものとして扱う。操作の例を図 3 に示す。図 3 では，GA-IL による操作を一般的に表現するために遺伝子を無意味な記号で表している。交叉は 2 つの用例を比較し，入力と出力それぞれの共通な遺伝子を交叉点として一点交叉を行い，交叉点より右側の遺伝子を入れ替えることで新たな用例を作成する。突然変異は入力と出力それぞれからランダムに選択した遺伝子を，すでに獲得済みの差異ルールからランダムに選択したものと置き換えることで新たな用例を作成する。差異ルールについては 2.2 節で後述する。突然変異が起こる確率は仮に 2% としており，適切な値は今後の課題である。以上のように本手法では GA の交叉や突然変

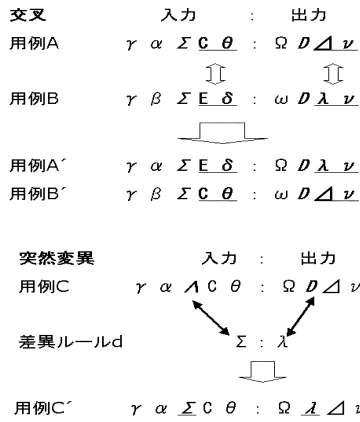


図 3 交叉と突然変異  
Fig. 3 Crossover and mutation.

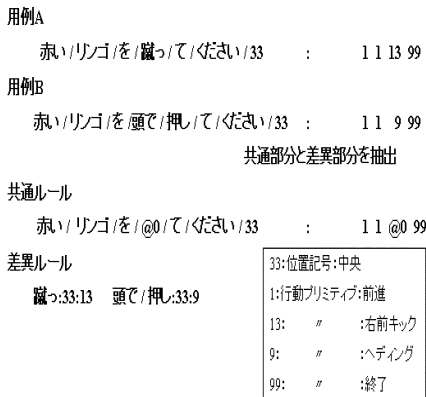


図 4 ルール獲得例  
Fig. 4 Rules acquisition example.

異といった要素を一部取り入れることで、実例から新たな用例やルールを増加させている。よって、通常の GA のパラメータや世代などは本手法では使用していない。

2.2 ルール獲得部

ルール獲得部では、図 4 に示すルール獲得例のようにルールを獲得する。2.1 節で述べたように GA を用いて増加させた用例を、単語単位、行動プリミティブ単位で先頭から、また位置記号は 1 対 1 で比較を行う。そして、差異部分を変数化した共通部分の入力と出力の対を共通ルールとして獲得する。差異部分は単語、位置記号、行動プリミティブを一对とし、差異ルールとして獲得する。この際、以下の条件に従いルールを獲得する。

- (1) 位置記号はその他の要素に比べ重要な情報であることから差異とせず、そのまま共通ルールに保存される。

表 3 ルール参照順位

Table 3 The order of reference rules.

ルール参照順位	条件
1	GA を用いずに得られたルール
2	抽象度 20%以下 or 適応度 50%以上のルール
3	上記 1, 2 にあてはまらないルール

- (2) 獲得する共通ルール中に新たに発生する変数部分が 1 対の場合のみ、ルールを獲得する。

さらに、新たに得られたルールを用いてルール獲得を行うことで変数が 2 個以上の抽象度が高いルールを獲得する。この際、位置記号はその他の要素に比べ重要な情報であることから差異とせずそのまま共通ルールに保存される。

2.3 ルール適用部

ルール適用部では、獲得済みのルールを用いて出力を導く。まず、共通ルールに対しルール参照順位の設定を行い、順位に従いルールの参照を行う。これは、コストの面から参照するルールの数に制限を加えているため、ルール数が増加すると正解を導くルールを参照できないことが起きるために行っている。このルール参照順位の条件を表 3 に示す。また抽象度を式 (1)、適応度を式 (2) に示す。正適用度数とはそのルールが適用された際に正解を導いた回数、全適用度数とはそのルールが適用された回数である。

$$\text{抽象度} [\%] = \frac{\text{ルール中の変数の数}}{\text{ルール中の単語数}} \times 100 \quad (1)$$

$$\text{適応度} [\%] = \frac{\text{正適用度数}}{\text{全適用度数}} \times 100 \quad (2)$$

ルール参照順位設定後、最も優先される順位の新しいルールから参照を行う。入力と基礎的な構造が一致する共通ルール、つまりルール中の変数以外の要素とその要素の出現順が一致する共通ルールを適用可能とし、それらを初期集団とする。例として、図 4 内の用例 A の入力部分、つまり位置記号から左側部分を入力と考えた場合、共通ルールの左側部分が変数『@0』を除き、要素および出現順が一致している。このような場合を基礎的な構造が一致していると呼ぶ。この初期集団内で交叉や突然変異を行い適用可能なルールを増加させ集団に加える。その後、集団内の共通ルールの変数部分に差異ルールを代入し、入力と一致させる。これを適用と呼ぶ。差異ルール適用の結果、ルール中の単語列と位置記号が、入力と完全に一致するものを完成したルールと呼ぶ。それら複数個の完成したルールを以下に示す条件順に各要素を参照し完成したルールの優先順位を求め、1 位のルールの行動プリミティブ列を出力する。GA 依存度を式 (3) に示す。この式

(3) の意味するところは、そのルールが GA を用いることで得られたルールの場合には GA 依存度に「1」を、GA を用いなくても得られた場合には「0」を設定するというのである。この優先順位決定方法は経験則に基づき定められているが、3.2 節に示す実験結果に基づき決定した。

- (1) GA 依存度が低いもの
- (2) 抽象度が低いもの
- (3) 適応度が高いもの
- (4) 共通ルール辞書の登録順位が上位のもの

$$GA \text{ 依存度} = \begin{cases} 1: GA \text{ により得たルール} \\ 0: GA \text{ により得たルール} \end{cases} \quad (3)$$

#### 2.4 フィードバック部

フィードバック部では人手で与えた正解例をもとに、各ルールの正適用度数、誤適用度数を変更する。フィードバックを効率良く行うため、適用部で完成したすべてのルールをフィードバックの対象とし、正解の場合は正適用度数を、不正解の場合は誤適用度数に 1 加算する。さらに各適用度の変更後に新たな適応度を求め、全適用度数が 5 以上でかつ適応度が 25% 以下のものを誤ったルールとして淘汰する。数値は仮に定めたものであり、適切な値の設定は今後の課題である。

### 3. 実験

2 章で示したアルゴリズムに沿ったシステムを作成し実験を行った。本実験では、音声認識を使用する際に発生する誤認識などに対応し、GA-IL による対処が可能であることを示すため、ViaVoice<sup>18)</sup> を用いて命令文の入力を行った。また、人間が命令する自然言語では、設計者が与える知識では対処不可能な命令が存在することが考えられる。そのような場合にも対処可能であることを示すために、初期状態ではルール辞書を空とし、語彙的知識がない状態からの学習が可能であることを示す。

#### 3.1 実験準備

実験用の用例として男子大学院生 1 人を被験者とし、1,000 個の用例を収集した。実験協力者に対し、対象物の形 (2 種)、色 (3 種)、位置 (25 種) を変えた 150 通りに、対象物が存在しない場合を加えた 151 通りの状況を記した用紙をランダムに提示した。被験者には、図 5 (a) に示すような条件、および使用可能な行動を提示し、その条件下においてロボットに対し自由に命令を行うよう指示した。その際、対象物 (図中の円や四角形) が存在する場合にはそれに対する行動、存在しない場合にはなんらかの行動を行う命令を入力する

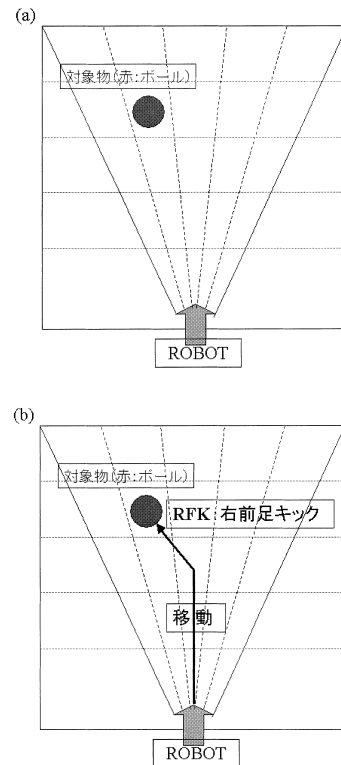


図 5 提示例と行動記入例

Fig. 5 Example of exhibition and acts input.

ように指示した。また、図 5 (b) に示すように前進、後退、転回などの移動を線、それ以外のキックや頭突きといった行動を記号として教示用の行動列を用紙に記入してもらった。図 5 に示す用紙にはあらかじめ、放射状にロボットの初期状態での視界を 5 分割、縦方向に 5 分割する基準線を設けてある。実際の行動プリミティブ列への変換は、第 1 著者が被験者の入力した線と記号、および基準線に従って行った。これらの行動は AIBO を想定してのものである。命令文の入力には ViaVoice<sup>18)</sup> を用いた。第 1 著者が書き起こしたものを正認識結果とした場合、単語認識率は 82.9%、1 文を完全に正しく認識した文認識率は 46.2% であった。また、平均単語数は 7.3 個であった「蹴って」を「決定」とした誤認識が 299 カ所存在し最も多く、ついで「ボールを」を「望楼」と誤認識したものが 277 カ所存在した。表 4 に収集した命令文の例を示す。

以上のように収集した用例に対し、学習の過程を調査するためにシステムのうちルール適用・フィードバック・ルール獲得のみを用い、ロボットに対する行動出力を行わないシミュレーション実験を行った。ルール辞書の初期状態は空とし、入力する用例の順番は実験協力者への提示順と同じである。また、被験者は自由

表 4 命令文の例

Table 4 Examples of commands.

認識結果	正認識結果
緑の望楼ヘディングしてください	緑のボールをヘディングしてください
青いサイコロを左足で決めてください	青いサイコロを左足で蹴ってください
歌会望楼決めてください	赤いボールを蹴ってください

正解率 [%]

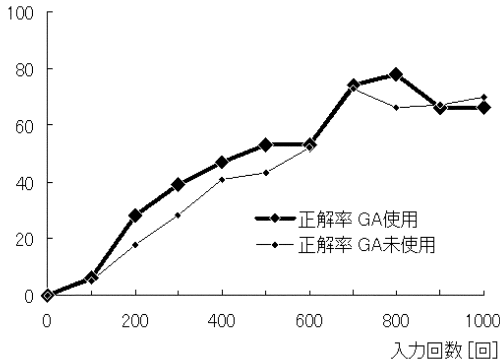


図 6 100 入力ごとの正解率の推移

Fig. 6 Transition of accuracy rate for each of 100 inputs.

な発話を行っているため、今回の実験データはオープンデータであり、そのため学習済みの用例と同一の用例の入力は 1,000 入力中 276 回存在した。正解は優先順位第 1 位の行動列が、あらかじめ設定された教示用の行動列に完全一致する場合のみとした。

3.2 結 果

学習の結果を正解率と獲得したルールの観点から評価する。参考に GA を用いないシステムで同じ学習を行った場合も示す。

図 6 に 100 回入力ごとの正解率の推移、図 7 に 100 回入力ごとの適用率の推移、図 8 に 100 回入力ごとの適合率の推移、表 5 に 1,000 回入力終了時の結果を示す。正解率は式 (4)、適用率は式 (5)、適合率は式 (6) による。

$$\text{正解率} [\%] = \frac{\text{正解行動列の出力回数}}{\text{入力回数}} \times 100 \quad (4)$$

$$\text{適用率} [\%] = \frac{\text{適用回数}}{\text{入力回数}} \times 100 \quad (5)$$

$$\text{適合率} [\%] = \frac{\text{正解行動列の出力回数}}{\text{適用回数}} \times 100 \quad (6)$$

図 6 の正解率の推移から学習の初期段階である 100 ~ 300 回目の入力で GA を用いた有効性が顕著に表れており、約 10 ポイントの差が確認され、700 ~ 800 回目の

適用率 [%]

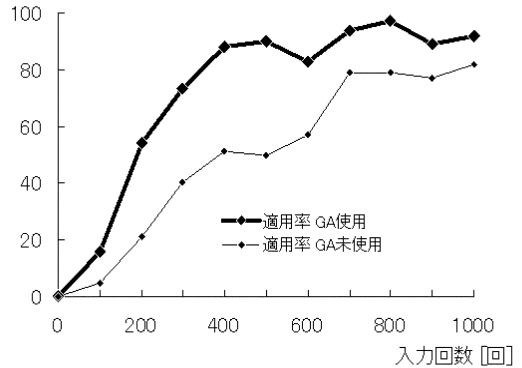


図 7 100 入力ごとの適用率の推移

Fig. 7 Transition of application rate for each of 100 inputs.

適合率 [%]

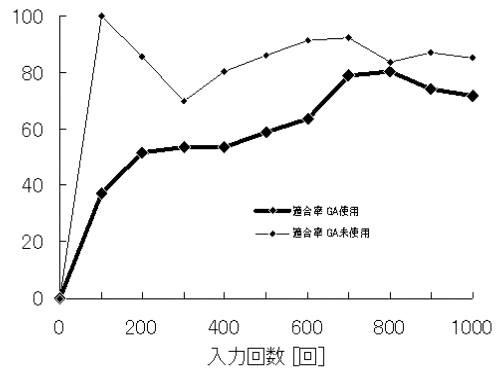


図 8 100 入力ごとの適合率の推移

Fig. 8 Transition of adaptation rate for each of 100 inputs.

表 5 1,000 入力終了時の結果

Table 5 The result of 1,000 inputs.

	GA 使用	GA 未使用
優先順位 1 位が正解	510	463
10 位以内に正解を含む	634	509
適用数	776	541
適合率	65.7%	85.6%
正解率最高値 (出現場所)	78.0% (700~800 回)	73.0% (600~700 回)

入力では 12 ポイントの差が確認された。また、800 ~ 1,000 回以外では GA を用いたシステムの正解率がつねに上っており、本手法における GA が有効であったといえる。100 入力ごとの正解率は最大 78% に達した。表 5 から全体の正解数である「優先順位 1 位が正解」の数も 47 個上回っていることが分かり、その他の要素でも GA を用いた効果が顕著に現れている。

終盤, 800~1,000 回において, GA を用いない場合が GA を用いた場合よりも高い値を示しているのは, GA を用いた場合が過学習に陥り同時に GA を用いない場合が学習するのに十分な数の入力数に達したためだと考えられる. 同様に図 7 の適用率の推移から, 200 入力以降で GA を用いた場合の適用率が上昇していることが分かり, GA を用いない場合との差は入力数が増加するにつれて徐々に縮まっていることから, GA を適用することで学習の初期段階において大きな効果があることが分かる. 正解率と適用率より, GA-IL を導入する目的であった, 学習初期の実例が少ないときの学習において GA を適用することは大きな効果が存在することが確認された. 今後は GA を用いる場合, 十分な数, および十分な種類の実例を得た後にルール抽出時などに GA を用いるか否かの判断を, 用例の類似度などを用いて適切に行う仕組みが必要であると考えられる. 図 8 の適合率の推移から, GA を用いない場合の適合率がつねに高いことが分かる. 適用率と適合率から GA を用いない場合が, ルールを適用し行動列を出力する回数が少ないものの, その行動列が正解である確率が高いことが分かる. このことから本手法のルール参照順位設定の条件, 優先順位決定方法が適当であることが確認された. また, 実験終了時のルール辞書から『蹴る』や誤認識結果の『決定』と行動プリミティブの『キック (14)』のような対応付けが数多く確認された, さらに対象物までの距離・方向と前進の歩数や転回との対応付けの獲得も確認された.

### 3.3 異なる誤認識の傾向への適応

3.1 節で用例を作成した被験者とは, 音声認識の誤認識傾向が異なる被験者がこのシステムを使用した場合にも学習が可能であることを示すため, 以下の実験を行った. 3.1 節の被験者を被験者 A とし, 新たに男子大学生 1 人, 男子大学院生 3 人を被験者 B~E とする. この実験では誤認識の傾向, 言い回しなどの個人差に対してシステムが適応可能であることを調査するために被験者 A が作成した用例の命令文を被験者 B~E が被験者 A と同様の順序で発話した. 各被験者の音声認識の結果を表 6 に, 最も頻出した誤認識を表 7 示す. なお, 同意で字面が異なる「球」と「玉」などは先に出現した方を正認識とした. 文認識率とは命令文 1 文が完全に正しく認識された割合であり, 単語認識率は全単語中正しく認識された単語の割合である. 被験者 B の文認識率, 単語認識率が他に比べ高い値であるが他の被験者間には大きな差はないことが分かる. また, 最頻出誤認識の結果から誤認識に各被験者ごとに傾向が存在することが分かる.

表 6 音声認識結果

Table 6 The result of speech recognition.

被験者	文認識率	単語認識率	平均単語数
A	46.2%	82.9%	7.3 個
B	64.8%	92.5%	7.6 個
C	35.6%	87.2%	7.4 個
D	50.3%	87.7%	7.6 個
E	64.3%	86.7%	6.8 個

表 7 最頻誤認識

Table 7 Erroneous words.

被験者	最頻出誤認識	正認識	出現回数
A	決定	蹴っ / て	299 回
B	発行	箱 / を	253 回
C	球	玉	268 回
D	つつき	頭突き	135 回
E	言っ	行っ	85 回

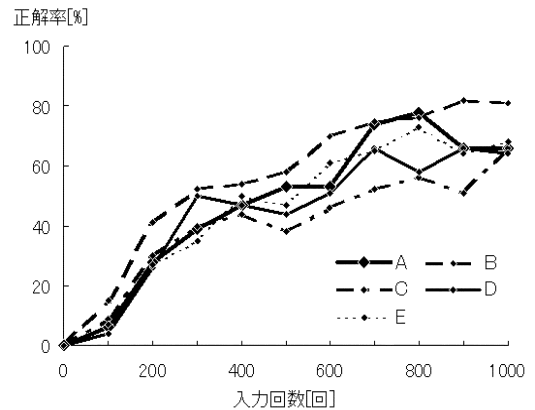


図 9 被験者 A~E の 100 入力ごとの正解率の推移の比較  
Fig. 9 Transition of accuracy rate for each of 100 inputs: A-E.

表 8 被験者 A~E の正解数・正解率

Table 8 The number of correct outputs and accuracy rate: A-E.

被験者	正解数	最高正解率	(出現場所)
A	510	78.0%	(700~800 回)
B	604	82.0%	(800~900 回)
C	432	66.0%	(900~1,000 回)
D	476	66.0%	(800~900 回)
E	419	73.0%	(700~800 回)

3.1 節と同様の実験を被験者 B~E の命令文を用いた用例にも行った. 正解率の推移の比較を図 9 に, 1,000 入力時の正解数と正解率の最高値を表 8 に示す. 被験者 B の正解数・正解率が音声認識率と同様に高くなっているが, 他の被験者に関しては結果に大きな違いはない. また, 正解率の推移の傾向も図 9 に示すように似ていることから, 本手法は誤認識の傾向の違

いや言い回しなどの個人差に影響されにくいことが分かる。

3.4 獲得したルールの評価実験

3.2 節の被験者 A の実験により獲得されたルール数を表 9 に示す。GA を用いた場合の共通ルール、差異ルールの合計は約 95,000 個であり、これは GA を用いない場合の約 15 倍にあたる。

この 1,000 個の用例を学習することで得たルールを評価するために、実際に AIBO に音声で命令を行い、ルールを適用し、AIBO が行動を行うというシステム全体での評価を行った。AIBO の操作は AIBO Navigator<sup>2)</sup> をマウスポインタで操作するプログラムを作成して行った。また、対象物の画面上の位置を位置情

表 9 1,000 入力終了時のルール数  
Table 9 The number of rules.

	GA 使用	GA 未使用
共通ルール数	77,675	4,172
差異ルール数	17,761	2,358
合計	95,436	6,530

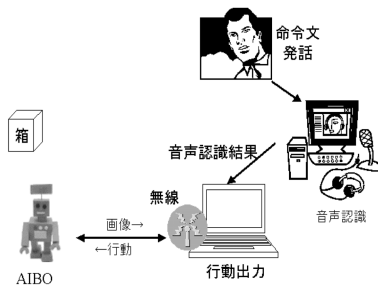


図 10 実験の全体図

Fig. 10 The picture of this experiment.

報として用いる。よって、AIBO の首の角度をつねに 1.5 m 先の床面が画面最上部になり、足元から 1.5 m 先の床までが画面上表示されるように調節した。

このプログラムではあらかじめ画素値を設定した

3 色の画素を認識し、それが AIBO Navigator<sup>2)</sup> に存在する AIBO のカメラ画像上のどこに存在するかを判断し、位置記号として出力する。今回の実験では色の情報のみを用いて認識を行っているが、実用化にはより高度な画像認識が必要であると思われる。また、床などの摩擦の関係で行動の程度に誤差があることを考慮し、2~3 行動プリミティブを出力することに再度、位置を認識し適用を行うようになっている。実験の全体図を図 10 に、実際のシステムの画面とその状況を図 11 に示す。

被験者は 3.3 節で実験用の用例を入力した際と同じ男子大学生・男子大学院生 5 人に依頼した。3 種類の小箱を 3 つ用意し、そのいずれかを AIBO のカメラに映る範囲に置き、被験者は AIBO に対して音声による命令を行った。さらに、被験者は AIBO の出力した行動を観察し、1 から 4 の数字で判定した。その際、被験者には数字が大きいほど正解であること以外の基準は与えず、自由に判定してもらった。これにより、被験者による評価には心象的な評価も含まれると考えられる。また、第 1 著者も実験の様子を観察し、表 10 に基づいて客観的評価を行った。ただし、距離や方向については正確な測定を行っていないため、対象物への距離が AIBO の体 1 つ分離れているかどうかという判断では第 1 著者の主観が含まれる。この評価方法は、実際に命令を行う被験者が感じる印象を主

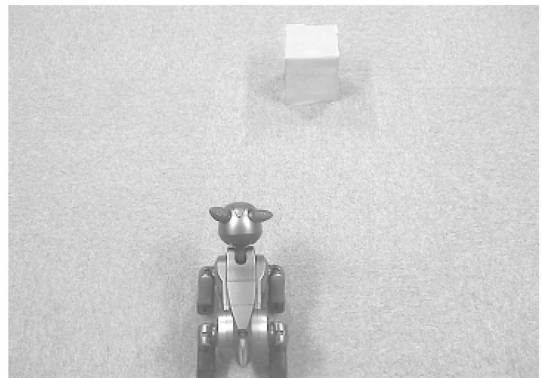


図 11 実際のシステムの画面とその状況

Fig. 11 The system's screen and the environment.



表 10 著者による評価の基準

Table 10 Author's judgment criteria used for evaluation.

評価	条件
4	対象物に向かって移動し、対象物の近く（AIBO の体 1 つ分以内）で対象物の方向を向いて意図どおりの行動（左足キック等）を行っている．
3	対象物に向かって移動し、対象物の近くで、方向がずれた状態で意図どおりの行動を行っている．
2	対象物を見失い、対象物から離れた（AIBO の体 1 つ分以上）地点で行動．
1	適用できないあるいは意図した行動でない．

表 11 命令文の認識結果

Table 11 Speech recognition of commands.

被験者	文認識率	単語認識率	平均単語数
A	40.0% (12/30)	73.8%	6.5 個
B	80.0% (24/30)	95.9%	7.9 個
C	66.7% (20/30)	95.5%	7.3 個
D	43.3% (13/30)	87.6%	7.0 個
E	83.3% (25/30)	95.8%	6.9 個

表 12 実機を用いた実験の結果

Table 12 Results of the experiments with a real robot.

被験者	被験者・正解率	著者・正解率
A	80.0% (24/30)	86.7% (26/30)
B	93.3% (28/30)	93.3% (28/30)
C	80.0% (24/30)	90.0% (27/30)
D	76.7% (23/30)	90.0% (27/30)
E	93.3% (28/30)	93.3% (28/30)
全体	84.7% (127/150)	90.7% (136/150)

観的に評価すること、実際のロボットの行動を客観的な距離、方向などで評価を行うことという 2 通りの評価により本手法で得られる言語と行動の対応付けの有効性を確認するものである。実験は被験者 1 人あたり 30 回の命令を行い、合計 150 回行う。命令文の認識率・単語数は表 11 に結果は表 12 に示す。表 12 では評価 3 あるいは 4 にあたる場合を正解としている。

音声認識による文認識率、平均単語認識率は先の実験で用いた用例の値と同等の値であった。評価 4、3 を正解とした場合の正解率は被験者、著者の評価ともに高い正解率を示した。第 1 著者が評価した不正解の例としては、ルールの適用ができなかったものが 3 例、「右キック」と「左キック」など意図した行動と異なる行動を行ったものが 6 例、途中で対象物を見失ってしまったもの 2 例、対象物への距離が AIBO の体 1 つ分以上離れた状態だったものが 3 例存在した。また、被験者の評価と実験者の評価が異なるのは、被験者の基準が実験の過程で変化したためと思われる。この実験の結果から、1,000 個の用例から獲得したルールは、今回設定した単純な実験条件での実環境におい

て有効であるということが確認され、また誤認識傾向の異なる被験者の場合も有効であったといえる。より複雑な動きが可能なロボット、より複雑な世界を対象とした場合については今後の課題となる。

#### 4. まとめ

本論文では、言語と行動の自動対応付けに GA-IL を適用した。音声を用いた命令とその命令が指す対象物の位置、行動プリミティブの列から規則を取り出し、新たな入力に対して出力を導くシステムを作成し、その評価を行った。その結果、1,000 例の用例を辞書が空の状態から学習を行った際、100 回入力ごとの正解率は 701 ~ 800 入力時に最大で 78% に達した。解析的な手法が、正認識した命令文すべてに対し、正しい行動を出力し、誤認識を含む文に対しては対処しないと仮定した場合、この区間での文認識率は 42.0% であり、これが正解率となり本手法の値が 31 ポイント上回っている。また、手法、およびタスクが異なるため単純な比較はできないが、この区間での適合率は 80.4% であり、これは文献 11) のエラー率から推定される正解率 70% と同等以上である。本手法のこの区間の値は語彙的知識や行動に関する知識をあらかじめ与えていない状態からの学習の結果としては高い値であるといえる。また、音声認識の誤認識の傾向が異なる被験者 5 人による実験から、本システムの学習が誤認識の傾向に影響されないことが分かる。さらに、1,000 例の用例から獲得したルールを用いて、被験者 5 人による実機を用いた実験を行った結果、著者による基準に基づいた評価は全体で 90%、被験者自身の評価でも 80% を超える正解率を示した。それらの際の文認識率が全体で 60% 前後、平均単語認識率が 90% 前後であることから、誤認識を含んだ状態でも学習により正解を導くことができることが確認された。また、本論文では言語と行動の対応関係の獲得、音声認識における誤認識の問題、言い回しの問題を統合し共通のアルゴリズムによる解決を試みた。それらを別々に扱う場合に起こりうる、誤認識を正しく修正できなかった場合などに処理結果の影響を受けるのとは異なり、本手法ではそのような影響を受けることなく全体の処理が可能であるという特徴がある。

今後の課題は、現在用いている AIBO より行動が複雑なロボットを用いたシステムの作成、動作中のロボットに対し人間が発話を行うことでの行動の修正、対話による問題の解決、ジェスチャなど言語以外のインタフェースの利用<sup>19)</sup>、また、正しく認識された解析可能な文に対し解析的手法を適用するなど他手法との

融合による相互補完などが考えられる。

### 参 考 文 献

- 1) 本田技研工業株式会社：ASIMO (アシモ)。  
http://www.honda.co.jp/ASIMO
- 2) SONY: AIBO. http://www.jp.aibo.com
- 3) Breazeal, C. and Scassellati, B.: How to build robots that make friends and influence people, *Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots and Systems* (1999).
- 4) Cheng, G. and Kuniyoshi, Y.: Complex Continuous Meaningful Humanoid: A Multi Sensory-Cue Based Approach, *Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp.2235-2242 (2000).
- 5) 神田崇行, 石黒 浩, 小野哲雄, 今井倫太, 前田武志, 中津良平: 研究用プラットフォームとしての日常活動型ロボット“Robovie”の開発, 電子情報通信学会論文誌 D-I, Vol.85, No.4, pp.380-389 (2002).
- 6) 神田崇行, 石黒 浩, 小野哲雄, 今井倫太, 中津良平: 人間と相互作用する自律型ロボット Robovie の評価, 日本ロボット学会誌, Vol.20, No.3, pp.315-323 (2002).
- 7) Winograd, T.: *Understanding Natural Language*, Academic Press (1972).
- 8) 錦見美貴子, 中島秀之, 松原 仁: 一般学習機構を用いた言語獲得の計算機モデル, 認知科学の発展, 日本認知科学会 (編), Vol.5, pp.143-185, 講談社 (1992).
- 9) 新山祐介, 徳永健伸, 田中穂積: 自然言語を理解するソフトウェアロボット: 傀儡, 情報処理学会論文誌, Vol.42, No.6, pp.1359-1367 (2001).
- 10) Bischoff, R. and Graefe, V.: Dependable Multimodal Communication and Interaction with Robotic Assistants, *11th IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication* (2002).
- 11) Iwahashi, N.: Language Acquisition by Robots, Technical Report of IEICE, NLC2001-61, SP2001-96 (2001).
- 12) Lopes, L. and Teixeira, A.J.S.: Human-Robot Interaction through Spoken Language Dialogue, *Proc. IEEE/RSJ int'l Conf. Intelligent Robots and Systems*, IEEE CS Press (2000).
- 13) 白井良明, 三浦 純, 島田伸敬: 人間とのコミュニケーションによるロボットの行動生成, 科学研究費補助金学術創成研究「言語理解と行動制御」平成 14 年度報告書, pp.187-195 (2003).
- 14) 福井裕隆, 荒木健治, 栃内香次: 遺伝的アルゴリズムを用いた帰納的学習による言語と行動の組からの言語獲得手法の評価, 情報処理学会研究報告 2003-NL-158, pp.103-108 (2003).
- 15) 越前谷博, 荒木健治, 栃内佳雄, 栃内香次: 実例に基づく帰納的学習による機械翻訳手法における遺伝的アルゴリズムの適用とその有効性, 情報処理学会論文誌, Vol.37, No.8, pp.1565-1579 (1996).
- 16) 木村泰知, 荒木健治, 栃内佳雄, 栃内香次: 遺伝的アルゴリズムを用いた帰納的学習による音声対話処理手法, 電子情報通信学会論文誌, Vol.84, pp.2079-2091 (2001).
- 17) 松本裕治, 北内 啓, 山下達雄, 平野善隆: 日本語形態素解析システム『茶筌』version 2.0 使用説明書, NAIST Technical Report, NAIST-IS-TR99008 (1999).
- 18) 日本 IBM 株式会社: ViaVoice (ピアボイス)。  
http://www.ibm.com/jp/voiceland/
- 19) Perzanowski, D., Adams, W. and C.Schults, A.: Communication with a Semi-Autonomous Robot Combining Natural Language and Gesture, *Workshop on Integrating Robotics Research: Taking the Next Leap. AAAI98 Spring Symposium Series* (1998).  
(平成 16 年 1 月 5 日受付)  
(平成 16 年 9 月 3 日採録)



福井 裕隆 (学生会員)

平成 14 年北海道大学工学部情報工学科卒業。平成 16 年同大学大学院修士課程修了。現在, 松下電器産業株式会社勤務。自然言語処理の研究に従事。



荒木 健治 (正会員)

昭和 57 年北海道大学工学部電子工学科卒業。昭和 63 年同大学大学院博士課程修了。同年北海学園大学工学部電子情報工学科助手。平成元年同講師。平成 3 年同助教授。平成 10 年同教授。平成 10 年北海道大学大学院工学研究科電子情報工学専攻助教授。平成 14 年同教授。現在, 北海道大学大学院情報科学研究科メディアネットワーク専攻教授。自然言語処理, 特に機械翻訳, 音声対話処理に関する研究に従事。電子情報通信学会, 人工知能学会, 言語処理学会, 日本認知科学会, ACL, IEEE 各会員。



栃内 香次（正会員）

昭和 37 年北海道大学工学部電気  
工学科卒業．昭和 39 年同大学大学  
院工学研究科電気工学専攻修士課程  
修了．北海道大学大学院工学研究科  
電子情報工学専攻教授を経て，現在  
北海学園大学経営学部教授．主として音声情報処理，  
自然言語処理の研究に従事．工学博士．電子情報通信  
学会，日本音響学会各会員．

---